

ARTÍCULOS DE INVESTIGACION

¿ALTERNATIVA PRIVADA A PROGRAMAS SOCIALES DE CAPACITACIÓN PARA POBLACIÓN VULNERABLE?

¿PRIVATE ALTERNATIVE TO SOCIAL TRAINING PROGRAMS FOR THE VULNERABLE POPULATION?

Cristian Mardones Poblete

Profesor Asistente, Departamento de Ingeniería Industrial
Universidad de Concepción
crismardones@udec.cl

Resumen

El presente estudio evalúa el impacto sobre los ingresos y empleabilidad de los alumnos de INFOCAP mediante el método cuasi-experimental de propensity score matching. Los resultados obtenidos con este programa privado de capacitación de una institución sin fines de lucro basado en el voluntariado muestran un incremento de aproximadamente un 70% de los ingresos después de un año de egreso de los alumnos, concluyendo que los resultados son muy superiores a programas de capacitación gubernamentales comparables de Chile y Latinoamérica. Esto cuestiona la eficiencia en la asignación de recursos para programas públicos de capacitación.

Palabras clave: Evaluación Institucional; Evaluación de Programa; Programas de Escuelas Comunitarias

Clasificación JEL: C14, C21, I38, J64, J68

Abstract

This study assesses the impact on earnings and employability of students INFOCAP by quasi-experimental method of propensity score matching. The results show an increase of approximately 70% of earnings after a year of graduation of students, concluding that the results of this private training program of a nonprofit institution based on volunteers are far superior to comparable government training programs in Chile and Latin America. This questions the efficiency of resource allocation to public training programs.

Keywords: Institutional Evaluation; Program Evaluation; School Community Programs

JEL Classification: C14, C21, I38, J64, J68

1. INTRODUCCIÓN

INFOCAP es una institución de carácter social enfocada a otorgar oportunidades educativas efectivas al sector más vulnerable de la sociedad, buscando dar herramientas a trabajadores, en un esfuerzo por profesionalizar los oficios adquiridos en el tiempo y también generar nuevas fuentes de ingreso al interior de los hogares de alumnos y alumnas, fomentando y apoyando el emprendimiento de estudiantes. En 1984 comienza su funcionamiento en Chile bajo el alero de la Compañía de Jesús, ubicada en la ciudad de Santiago, para luego de 22 años, inaugurar una sede en Concepción en 2008. En esta ciudad comienza impartiendo cuatro carreras; Instalaciones Sanitarias, Instalaciones eléctricas, Gastronomía y Peluquería. Hasta la fecha se mantienen las mismas carreras, por las cuales han pasado más de mil alumnos, con cerca de quinientos egresados hasta la fecha.

La institución divide su modelo educativo en tres áreas fundamentales. En el área técnica se traspasan los conocimientos necesarios para desarrollar un oficio, usando como método principal de enseñanza la práctica en talleres equipados. En el área de empleabilidad se otorga una nivelación básica en las asignaturas de Lenguaje, Matemáticas y Trabajo Independiente, para alcanzar una mayor comprensión del medio en el que se desenvuelve, así como para dar una mayor formalidad a su trabajo. En el área de desarrollo humano se entregan cursos de formación personal y cursos electivos, que tienen como objetivo hacer al alumno un ser activo en la sociedad, valorarse como persona y generar redes de participación social.

Económicamente la institución recibe aportes de empresas privadas, programas SENSE y desde OTIC³, recursos esenciales para su funcionamiento dado que los oficios se ofrecen sin costo para los alumnos. INFOCAP cuenta con profesores o guías para los talleres de forma estable, los que se encargan exclusivamente del área técnica, trabajando en conjunto con profesores voluntarios, los que tienen la tarea de dictar los cursos del área de empleabilidad y cursos electivos, también cuenta con monitores (en su mayoría ex-alumnos) para el área de formación personal.

Desde la instalación de INFOCAP en Concepción, no se ha realizado una evaluación del impacto sobre los ingresos y empleabilidad de sus egresados, es por esto que se ha visto una oportunidad para cuantificar los resultados de este proyecto educativo, y a la vez, compararlo con otras iniciativas de capacitación gubernamentales para población económicamente vulnerable.

En las últimas décadas se han desarrollado una serie de técnicas con el objeto de medir el impacto de programas sociales sin recurrir a los diseños experimentales (ver Blundell & Costa Dias, 2002; Imbens & Wooldridge, 2009), ya que éstos tienen dificultades de aplicación por la no planeación de la evaluación al momento de ejecutar el programa, son costosos, y además, potencialmente reñidos con la ética por asignar de forma aleatoria un programa que afecta principalmente a los sectores más vulnerables de la sociedad. Lalonde (1986) muestra que los métodos econométricos tienen un deficiente comportamiento para evaluar programas sociales en comparación a los estimadores obtenidos de un diseño experimental. Sin embargo, existen alternativas de estimación cuasi-experimentales, tal como el *matching* que es intensivo en uso de datos con gran número de variables condicionantes (Heckman *et al.*, 1998), otro método popular es el *propensity score matching* (Rosembaum & Rubin, 1983b) que simplifica un *matching* tradicional al generar sólo una dimensión para comparar a los individuos tratados y controles. Esta última técnica fue popularizada luego que Dehejia & Wabha (1999) usando los mismos datos de Lalonde (1986) determinan que las estimaciones del efecto tratamiento son similares a las obtenidas con un diseño experimental al evaluar un subconjunto de individuos utilizando controles comparables a los tratados.

Para la evaluación de este programa de capacitación se escoge el método *propensity score matching*. Para ello, dentro del universo de alumnos disponibles en INFOCAP sede Concepción, se escogieron como tratados aquellos alumnos egresados desde la primera y segunda generación quienes llevan más tiempo, aproximadamente un año, fuera de la institución. Se contaba con información de estos alumnos egresados al momento de postular y quedar seleccionados, pero no los datos de su situación actual, para lo cual se levantaron los datos faltantes mediante encuestas. Por otra parte, para construir un

³ Organismo técnico intermedio de capacitación, encargado de generar un nexo entre empresas e institutos de formación.

grupo de control válido es necesario identificar personas que podrían haber sido tratadas, pero que por diferentes razones no participaron del programa, además es necesario tener acceso total a la información de interés.

Existen diferentes alternativas para la construcción del grupo de control, tal como la selección de personas desde encuestas socioeconómicas (por ejemplo encuesta de caracterización socioeconómica CASEN), sin embargo no es posible en este caso tener la información de los periodos requeridos por el estudio. Otra alternativa es crear el grupo de control con personas ajenas a la institución, que cumplieran con características socioeconómicas similares lo que requeriría encuestar a este grupo, pero obteniendo probablemente bajos niveles de respuesta y requiriendo una gran cantidad de recursos para tener las observaciones en un tiempo razonable. En consecuencia, se optó por usar las bases de datos de la institución. La alternativa escogida fue utilizar a los individuos seleccionados por la institución, pero que todavía no han sido afectados al tratamiento. Dado que sólo se poseía la información de estas personas en el presente, fue necesario obtener la información de éstos dos años atrás, periodo en el cual los egresados de primera y segunda generación comienzan sus estudios. Considerando la relación de cierta confianza entre las personas y la institución, fue un camino razonable hacia la construcción del grupo de control.

El paper está estructurado en siete secciones. Luego de la presente introducción, la segunda sección aborda los aspectos teóricos y empíricos de la aplicación del método de propensity score matching. En la tercera sección se describe el proceso de recolección de información y un análisis preliminar de los datos utilizados. En la cuarta sección se analizan los principales resultados sobre ingresos y empleabilidad del paso de los estudiantes por INFOCAP. En la quinta sección se sensibiliza la robustez de los resultados, ante desviaciones del supuesto de selección en observables y analizando la zona más densa de la distribución del propensity score por el posible sesgo de selección. En la sexta sección se comparan los resultados con el impacto de otros programas de capacitación en Chile y Latinoamérica. En la última sección, se presentan las principales conclusiones.

2. PROPENSITY SCORE MATCHING

Para establecer la evaluación de un programa social definiremos Y_{it} como el resultado del individuo i si éste fue expuesto al tratamiento, Y_{i0} es el resultado del individuo si no fue expuesto al tratamiento y X_i representa un conjunto de características del individuo fuera del tratamiento.

El problema fundamental de la inferencia causal (Holland, 1986) es que no se pueden tener ambas observaciones para cada individuo. Para estudios sociales una solución desde el punto de vista estadístico es estimar los efectos medios sobre cada grupo de individuos. El efecto del tratamiento para un único individuo es α_i , mientras el efecto medio sobre los tratados (ATT) es:

$$ATT \equiv E(\alpha_i) = E(Y_{i1}) - E(Y_{i0}) \quad (1)$$

Sólo si las variables de respuesta Y_{i1}, Y_{i0} para cada individuo son independientes de la asignación al tratamiento, $Y_{i1}, Y_{i0} \perp T_i$, se puede estimar el efecto del tratamiento sobre los tratados de forma directa como en la ecuación (1). Sin embargo, en los diseños cuasi-experimentales generalmente las características de los individuos difieren entre los grupos. Además, los datos disponibles generalmente son de los tratados ($T_i = 1$), pero no de controles ($T_i = 0$), grupo que es construido posteriormente desde otras bases de datos tomadas por el investigador o desde fuentes secundarias. Aquí el efecto del tratamiento queda definido como:

$$\alpha|_{T=1} = E(Y_{i1} | T_i = 1) - E(Y_{i0} | T_i = 1) \quad (2)$$

Una solución que se ha propuesto es una caracterización de los individuos, en donde la asignación del tratamiento es una función de un vector de características observables, aproximando un experimento

aleatorio. Para lograr estimar el efecto del tratamiento por esta vía es necesario trabajar bajo las siguientes proposiciones.

Proposición 1: Si se observa un vector de características X_i y $Y_{i1}, Y_{i0} \perp\!\!\!\perp T_i | X_i \forall i$, entonces el efecto tratamiento para los tratados en la población está identificado (los no observables no juegan un rol en la asignación del tratamiento).

$$\alpha_{|T=1} = E_X \{E(Y_{i1} | T_i = 1) - E(Y_{i0} | T_i = 0) | T_i = 1\} \quad (3)$$

De la proposición anterior se tiene que para cada observación existe un vector de características mediante el cual se puede realizar un proceso de *matching*, siendo posible que cada tratado sea comparado con su símil o "gemelo" en el grupo de control, logrando así simular un diseño experimental. Sin embargo, dado que cada variable da lugar a un *matching*, por cada k características dicotómicas se tiene una combinación de 2^k posibles emparejamientos, lo que se traduce en que grandes vectores de características requerirían demasiadas observaciones para tener sistemas estables de *matching*. Una solución se plantea bajo el concepto de *propensity score matching* que se fundamenta en la siguiente proposición.

Proposición 2: Sea $p(X_i)$ la probabilidad de que el individuo i haya sido asignado al tratamiento

$$p(X_i) = \Pr(T_i = 1 | X_i) = E(T_i | X_i) \quad \forall i \quad (4)$$

$$\text{Si } (Y_{i1}, Y_{i0}) \perp\!\!\!\perp T_i | X_i, \text{ entonces } (Y_{i1}, Y_{i0}) \perp\!\!\!\perp T_i | p(X_i) \quad .$$

Bajo los anteriores supuestos Rosembaum & Rubin (1983b) demuestran que la independencia condicionada sobre las características se extiende al *propensity score*. El efecto inmediato de esta implicancia es que el problema de hacer *matching* con cada una de las variables que condicionan a los individuos contenidas en el vector de características X , se reduce a realizar un *matching* en base a un único factor, en este caso la probabilidad de recibir el tratamiento conocido como *propensity score*, lo que reduce la dimensionalidad del problema.

Proposición 3:

$$X \perp\!\!\!\perp T | p(X) \quad (5)$$

Para dos *propensity score* iguales, las características entre ambas observaciones también está balanceada.

En términos prácticos, la probabilidad de participar en el tratamiento de cada individuo se calcula como una regresión logit o probit sobre la variable binaria que indica el estado del individuo (tratado o no tratado) en base a un vector de variables (X_i) que componen las características del individuo. Dehejia & Wabha (1999) proponen el siguiente algoritmo:

1. Partir de un modelo logit o probit que cumpla con el principio de parsimonia⁴.
2. Ordenar las observaciones de acuerdo a *propensity score* estimado (menor a mayor).
3. Estratificar las observaciones en grupos en donde los *propensity score* entre tratados y controles sean lo más próximos posible. Comenzar dividiendo en bloques de igual rango.

⁴ Utilizar un mínimo de variables posibles para explicar gran parte de la variabilidad de los datos del modelo.

4. Realizar test de diferencias de medias entre los grupos de control y tratamiento dentro de un mismo bloque, estos no deben presentar diferencias significativas sobre las características de cada observación. Si las características de los individuos están balanceadas detener el proceso. Si las características no están balanceadas en algunos bloques, dividirlos en bloques de menor rango y hacer nuevamente las pruebas correspondientes. Si las características no están balanceadas para ningún bloque es necesario rediseñar el modelo probit.

El cálculo de *propensity score* tiene como función estimar el efecto promedio del tratamiento. Este puntaje se puede utilizar mediante diversos métodos.

Una alternativa es realizar emparejar a los tratados con su similar en el grupo de control o con una combinación de controles para lograr balancear las características del tratado con su contraparte (vecino más cercano, más cercano restringido, entre otros). Otra alternativa es el método *Kernel*, en donde se estima el resultado contrafactual de cada participante usando el promedio ponderado de los resultados de todos los controles, con una ponderación igual al inverso de la distancia en propensión a participar. También, se puede estratificar el *propensity score* dividiendo la muestra en bloques que asegure un balance pre-programa, obteniendo el promedio de cada bloque, y finalmente, calculando un promedio entre los bloques ponderados por la cantidad de participantes en cada uno de ellos.

3. RECOLECCIÓN Y DESCRIPCIÓN DE DATOS

3.1. Recolección de Datos

Se utilizaron dos vías para la recolección de los datos requeridos. La primera fue la base de datos INFOCAP sede Concepción, generada mediante los procesos de postulación a la entidad educacional con cerca de dos años información de las personas interesadas en capacitarse. Los datos disponibles son presentados en la Tabla 1:

Tabla 1: Información disponible en bases de datos INFOCAP

Tipo de variable	Variable
Información de contacto	Nombre completo Rol único de nacimiento Dirección Teléfonos de contacto Género
Situación económica	Ingreso del postulante Ingreso del hogar Ingreso del núcleo Situación laboral Cargas familiares Nivel de responsabilidad en aporte económico al hogar
Situación social	Nivel educacional Puntaje en Ficha de Protección Social Estado de vivienda

Fuente: Elaboración propia

La otra fuente de información fue la recolección de datos mediante encuestas. En el caso de los individuos tratados, por la gran dispersión de los encuestados (Concepción y comunas aledañas) y restricciones de tiempo para la recolección de información, se optó por una encuesta telefónica para

caracterizar su situación actual en base a las mismas variables ocupadas para la postulación. Dado que los encuestados ya poseían un vínculo con la institución se lograron niveles aceptables de respuesta. Además, se aplicó una encuesta a los potenciales controles que se caracterizan por ser un conjunto de alumnos que recién comienzan sus estudios en la institución, asisten a clases periódicas, por lo que se realizó una encuesta presencial.

Para las personas sometidas a tratamiento es donde se registró un mayor número de observaciones perdidas. Del total de alumnos para los ciclos estudiados 179 registraban algún número de contacto, de los cuales se concretó un 46% de llamadas, mientras que el resto de llamadas se dividen entre información errónea de los números de contacto y falta de contacto con los individuos.

La información obtenida por los diferentes métodos antes descritos, se puede dividir en tres grandes grupos, los cuales se definen de la siguiente manera:

1. Postulantes aceptados en INFOCAP: Todas las personas que postularon a INFOCAP sede Concepción y fueron aceptados, tanto de forma directa como a través de una lista de espera. Este grupo incluye a todos los alumnos desde que comienza el funcionamiento de la sede Concepción (junio 2008). Desde aquí en adelante referidos como postulantes INFOCAP.
2. Alumnos egresados de INFOCAP: Personas incluidas en el grupo de tratamiento, los cuales finalizaron sus estudios en la institución entre septiembre de 2009 y diciembre de 2009. Desde aquí en adelante referido como grupo de tratamiento.
3. Alumnos con ingreso septiembre 2010: Personas incluidas en el grupo de control, quienes han sido aceptados en la institución, pero que no han comenzado aún sus estudios, por lo que se puede considerar como que no han sido sometidos al tratamiento. Desde aquí en adelante referidos como grupo de control.

En la Tabla 2 se presentan algunos datos generales de los grupos mencionados.

Tabla 2: Información general de grupos de estudio

	Postulantes	Grupo de Tratados	Grupo de Control
Población	953	270	270
Muestra	-	83	92

Fuente: Elaboración propia

Los datos obtenidos por encuestas se dividen en un 52% de tratados contra un 48% de controles. Los hombres encuestados componen un 38,2% de la muestra, mientras que las mujeres alcanzan un 61,8%. Estas proporciones están acordes con la oferta de programas de capacitación ofrecidos por INFOCAP, en donde se tienen dos cursos exclusivos para mujeres, dos con participación mayoritaria de hombres y dos mixtos, pero con participación mayoritaria de mujeres.

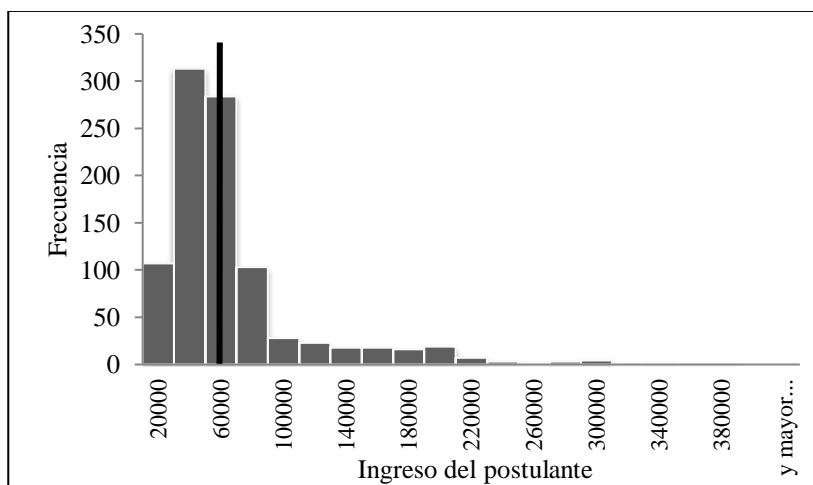
3.2. Descripción de Datos

Para tener una visión general sobre hacia quienes está dirigida la labor de esta institución se procede a mostrar algunas cifras que pueden caracterizar a los alumnos, tanto desde el punto de vista social como económico.

Cabe señalar que se poseen sólo datos generales para todos los alumnos que han ingresado en INFOCAP, con el paso del tiempo se fueron mejorando las bases de datos de la institución, por lo cual se tiene más información sobre los alumnos actuales que sobre las primeras generaciones. Bajo esta limitante

como indicador de ingreso para se ocupará el ingreso per cápita del núcleo del alumno⁵. Esta descripción no es comparable con los datos posteriores, por lo que sólo sirve como referencia del grupo socioeconómico al cual están dirigidos los esfuerzos de INFOCAP, comparando a los alumnos aceptados con estudios para la medición de la pobreza en Chile.

Figura 1: Distribución de ingresos per cápita del hogar



A continuación se presenta la Tabla 4 en donde se indican los ingresos per cápita del núcleo y del hogar por el oficio desarrollado dentro de la institución, que complementa la distribución del ingreso presentada anteriormente.

Tabla 4: Ingreso desagregado por carrera y género^a

Oficio	Género		Total
	Femenino	Masculino	
	31.228,2 47.054,1	- -	31.228,2 47.054,1
Gastronomía tarde			
Instalaciones sanitarias	33.658,8 33.987,8	53.044,4 81.066,8	52.279,2 79.208,4
Instalaciones eléctricas	42.682,8 48.062,6	42.247,9 71.191,4	42.272,3 69.980,4
Gastronomía noche	30.382,0 54.288,7	26.566,6 56.323,8	30.009,3 54.487,5
Peluquería tarde	28.157,0 50.097,0	- -	28.157,0 50.097,0
Peluquería noche	29.182,9 38.235,8	- -	29.182,9 38.235,8
Total	30.122,9 48.199,8	46.216,8 74.460,9	35.493,1 56.962,7

Fuente: Datos postulantes INFOCAP Concepción

^a Para cada carrera se muestra la media de los ingresos del núcleo, luego del hogar (en cursiva).

En la Tabla 4 se pueden ver claras diferencias en los ingresos entre los oficios, diferencia que radica principalmente en la proporción de hombres y mujeres. Al final de la tabla se muestran las medias en los ingresos para ambos géneros, en donde se reafirma una diferencia significativa⁷. Esto no debe ser interpretado como un ingreso menor de las mujeres, sino que los hogares o núcleo de donde provienen las alumnas perciben menores ingresos que los hogares de los alumnos, dado que no se tiene información sobre el ingreso de los postulantes en las bases de datos antiguas de INFOCAP.

Tabla 5. Ingreso desagregado por género de personas con responsabilidad económica

	Género	
	Femenino	Masculino
Jefe de hogar	172.210	194.514
Jefe de núcleo	160.146	184.651

Fuente: Datos postulantes INFOCAP Concepción

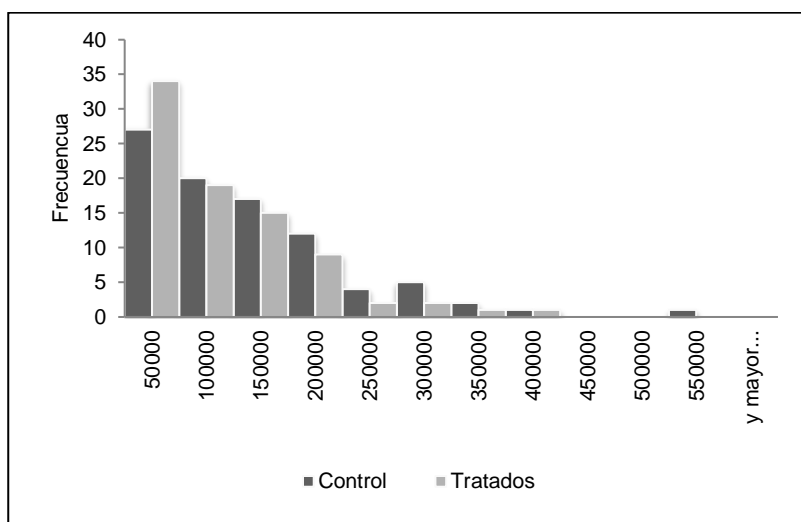
La Tabla 5 muestra los ingresos de los alumnos que se encuentran trabajando desagregado por género. Se realizó una prueba de diferencias entre los hombres y mujeres que tengan una de las dos responsabilidades descritas, obteniendo como resultado una diferencia estadísticamente significativa al 5%.

⁷ Prueba t de diferencia de medias donde Ho: igualdad de medias; H₁: diferencia de medias, resultando un valor p = 0,000 para cada uno de los ingresos, por lo que se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias.

El grupo de tratados corresponde al total de alumnos egresados entre Septiembre del 2009 y Diciembre de 2009, los cuales tienen más de un año trabajando luego de salir de INFOCAP en el momento de realizar el estudio.

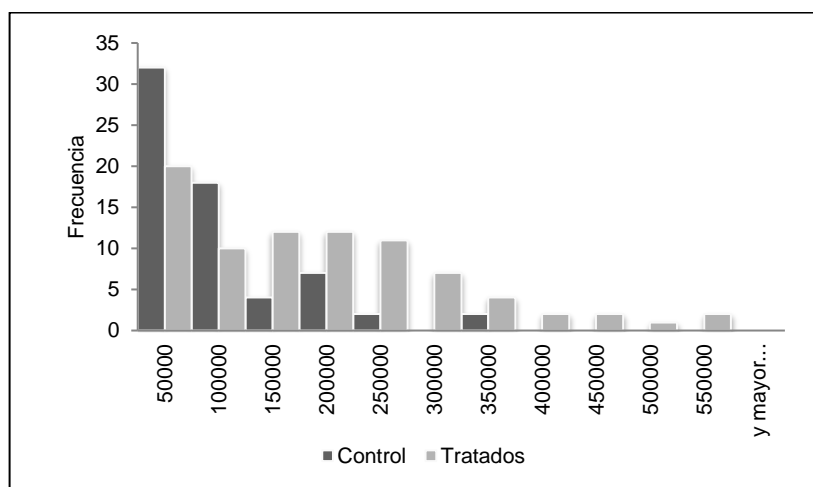
En la Figura 2 y Figura 3 se describen las distribuciones de los ingresos para el año 2008 y 2010 de los grupos estudiados. Se puede notar que la distribución de los ingresos en el año 2010 presenta una diferencia entre las personas tratadas y los controles, quedando en evidencia un potencial efecto sobre los ingresos de las personas tratadas, al tener una mayor uniformidad en estos y desplazando las observaciones hacia rangos mayores. Aunque ambos grupos pueden no ser comparables de forma directa por la composición de estos, tema que se trata posteriormente.

Figura 2: Distribución de ingresos 2008



Fuente: Elaboración propia

Figura 3: Distribución de ingresos 2010



Fuente: Elaboración propia

Dentro de la encuesta también se realizaron preguntas que no van en directa relación con el estudio, pero que pueden sumar valor al análisis al complementar información, para luego comprender los resultados de la investigación. De los tratados un 95,17% señala haber aplicado los conocimientos adquiridos en INFOCAP durante el tiempo que llevan fuera de la institución, compuesto de un 53,23% que se desempeña en un trabajo estable en el oficio estudiado y un 41,94% que tiene trabajos esporádicos relacionados con el oficio.

En la Tabla 6 se pueden apreciar un test de diferencia de medias de ambos grupos para cada variable dada la situación de los individuos en el año 2008.

Tabla 6. Test de diferencias entre grupos para variables relevantes

Variable	Estadísticos	Control	Tratados	Combinada
Edad	Media	33,611	41,25	37,27
	D. estándar	10,443	7,027	9,728
	Valor-p	0,000***		
Ingreso 2008	Media	104.977,6	81.631,1	93.841,1
	D. estándar	97.572,5	83.286,9	91.528,6
	Valor-p	0,0929*		
Trabaja 2008	Media	0,4835	0,5903	0,5303
	D. estándar	0,5025	0,4948	0,5002
	Valor-p	0,160		
Casado o conviviente	Media	0,5164	0,5783	0,5459
	D. estándar	0,5024	0,4968	0,4993
	Valor-p	0,416		
Posee casa propia	Media	0,3516	0,3012	0,3275
	D. estándar	0,4801	0,4615	0,4706
	Valor-p	0,481		
Es jefe de hogar o núcleo	Media	0,5506	0,6867	0,6162
	D. estándar	0,5003	0,4666	0,4877
	Valor-p	0,067*		
Número de cargas en 2008	Media	2,3333	2,3976	2,3641
	D. estándar	1,9830	1,3246	1,6948
	Valor-p	0,804		
Tipo de contrato	Media	0,5333	0,4590	0,5000
	D. estándar	0,5022	0,5024	0,5018
	Valor-p	0,392		
Años de estudio	Media	10,2747	10,2409	10,2586
	D. estándar	2,2363	2,1160	2,1736
	Valor-p	0,919		
Estudios en educación para adultos	Media	0,3296	0,2650	0,2988
	D. estándar	0,4726	0,4440	0,4591
	Valor-p	0,355		
Pololos en 2008	Media	0,5111	0,8192	0,6589
	D. estándar	0,5027	0,3871	0,4754
	Valor-p	0,000***		
Género	Media	0,6666	0,5662	0,6184
	D. estándar	0,4740	0,4986	0,4871
	Valor-p	0,176		

Fuente: Elaboración propia

Nota: Test de diferencias con valores significativos 0.01, 0.05 y 0,1 representados con *, ** y * respectivamente.

En la última columna se señala el valor-p, en donde se observa que la edad y la proporción de personas que realizan trabajos esporádicos o “pololos” de los controles es diferente a la media de los tratados al 1% de significancia. El ingreso en 2008 y el porcentaje de alumnos que tienen responsabilidades económicas como jefe de hogar presentan diferencias en las medias calculadas al 10% de significancia. En la Tabla 7 se analizan estas variables desagregando por el género, con el objetivo de saber exactamente de donde provienen estas diferencias.

Tabla 7. Diferencia de Ingreso 2008 desagregado por género

Variable	Estadísticos	Control	Tratados	Combinada
Ingreso 2008 género masculino	Media	176.209,2	140.074,5	156.499,4
	D. estándar	112.550,7	90.001,8	101.700,7
	Valor-p	0,152		
Ingreso 2008 género femenino	Media	71.111,5	36.866,1	56.069,1
	D. estándar	66.053,5	38.475,5	57.987,1
	Valor-p	0,002**		

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 7 se deduce que el ingreso de las mujeres tratadas en 2008 es considerablemente menor que para las mujeres no tratadas, con un 5% de significancia.

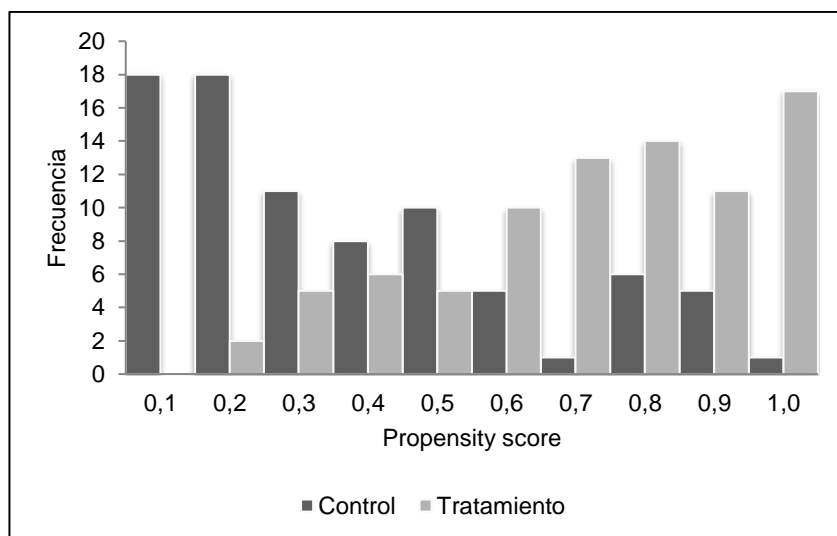
En el caso de un diseño experimental, en donde la asignación del tratamiento es de forma aleatoria a los individuos de la población, no deberían encontrarse diferencias en las medias de las variables analizadas. Así con la evidencia disponible es necesario condicionar por el *propensity score* para conseguir el efecto del tratamiento sobre los tratados.

4. ANÁLISIS Y RESULTADOS

Para calcular el *propensity score* se utilizó una regresión probit sobre la participación de los individuos en el programa, encontrando los factores importantes desde el punto de vista empírico mediante el ajuste de cuatro modelos, partiendo desde la inclusión de todas las variables que caracterizan al individuo en el año 2008, para luego ir eliminando las variables que no tenían un aporte significativo para la explicación de la variabilidad del modelo, llegando finalmente a un conjunto de variables depurado. Se realizaron tests de heterocedasticidad, normalidad y especificación para asegurar la consistencia de los estimadores y test LR para seleccionar finalmente el modelo probit N°4 sobre el cual se desarrollan los análisis posteriores (ver Anexo).

Con el modelo escogido se calcula la probabilidad de ser tratado. En la Figura 4 se puede ver una distribución para los controles más cercana a cero y para los participantes cercana a uno. Con el *propensity score matching* se busca que los puntajes de las personas comparadas sea lo más próximo posible. Para ello establecen bloques estratificando la muestra, donde cada uno de estos bloques no debe presentar una diferencia significativa entre los puntajes de controles y tratamiento (ver Tabla 8).

Figura 4: Distribución de propensity score



Fuente: Elaboración propia

Tabla 8: Bloques sin diferencia significativa para el puntaje entre controles y tratados

Propensity score	Control	Tratados	Total
0	36	2	38
0.2	19	11	30
0.4	15	15	30
0.6	7	27	34
0.8	6	28	34
Total	83	83	166

Fuente: Elaboración propia

A continuación se presentaran el análisis de los principales resultados utilizando la técnica de *matching* sobre el *propensity score*. Se analizan distintos estimadores de *matching* porque en muestras finitas producen diferentes estimaciones dependiendo como se ponderen los controles, mientras asintóticamente los diferentes estimadores producen la misma estimación. Los métodos analizados son el *matching* del vecino más cercano, kernel gaussiano y kernel Epanechnikov. Este último método se incluye, ya que Fröhlich (2004) con análisis de Monte Carlo señala que el *matching* con kernel Epanechnikov es uno de los cuales obtiene el menor error cuadrático medio al comparar diferentes métodos de *matching*.

Tabla 9: ATT de los ingresos 2010

Estimador	Método de matching		
	Vecino más cercano	Kernel – Gaussiano ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Tratamiento	172.157	172.157	178.597
	83	83	83
Control	84.132	99.444	99.906
	22	83	83
ATT	88.024	72.156	78.690
	25.866	25.859	23.670
	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***

Fuente: Elaboración propia

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, en cursiva el error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.

^aEn los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Los resultados presentados son el efecto medio del programa sobre los ingresos del año 2010 de los tratados. Comparando diferentes métodos para realizar el emparejamiento entre los puntajes de cada uno de los individuos en el grupo de los tratados con el grupo de control, se obtiene que el efecto sobre los tratados del programa es significativo para los tres métodos de *matching* considerados.

A continuación se presenta el efecto promedio sobre el ingreso de los tratados, desagregado por variables de género, situación laboral en 2010 y periodos de cesantía.

Tabla 10: ATT de los ingresos 2010 por género

Género	Estimador	Método de matching		
		Vecino más cercano	Kernel – Gaussian ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Masculino	Tratamiento	245.250	245.250	249.968
		36	36	36
	Control	126.620	131.667	124.256
		8	27	27
	ATT	118.630	113.582	125.712
Femenino		32.282	30.835	31.827
		(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***
	Tratamiento	107.612	116.710	122.927
		47	47	47
	Control	64.370	60.868	62.557
		12	56	56
	ATT	51.800	55.302	60.370
		22.441	17.710	23.766
		(0,025)**	(0,013)**	(0,021)**

Fuente: Elaboración propia

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido en cursiva del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.

^aEn los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Si se clasifica por género se puede notar que el efecto sobre hombres y mujeres es distinto en magnitud, en donde el género masculino logra efectos cercanos a los \$120.000 por su participación en INFOCAP luego de un año de egreso. Mientras que las mujeres son afectadas de menor forma en los ingresos percibidos en el año 2010 aunque obtienen una mejora a una situación en la cual no hubiesen participado en el programa de capacitación. Cabe destacar que aunque el efecto ingreso sobre las mujeres puede ser menor que el efecto sobre los hombres, el programa permite que mujeres pasen de la inactividad laboral a generar ingresos. Más adelante se analizan los efectos sobre la empleabilidad que provoca el paso por la institución.

Se puede concluir que el efecto sobre los ingresos de los hombres es producido principalmente por un aumento en las remuneraciones, mientras que en el caso de las mujeres el efecto tratamiento sobre los ingresos proviene de dos vías: por el aumento de las remuneraciones de las mujeres que ya se encontraban trabajando y por un aumento de las mujeres que participan del mercado laboral.

Tabla 11: ATT de los ingresos 2010 por su situación laboral en 2010

Trabaja en 2010	Estimador	Método de matching		
		Vecino más cercano	Kernel – Gaussian ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
No	Tratamiento	55.000	55.000	39.167
		20	20	20
	Control	76.571	69.340	69.677
		6	52	52
	ATT	-21.529	-14.340	-30.510
		24.253 (0,408)	25.738 (0,552)	41.389 (0,547)
Si	Tratamiento	209.349	209.349	209.349
		63	63	63
	Control	110.375	93.763	93.071
		13	31	31
	ATT	98.974	115.586	116.278
		37.399 (0,009)***	20.626 (0,000)***	26.422 (0,000)***

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido en cursiva del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.
^a En los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 11 el efecto promedio del tratamiento sobre los participantes se ve depurado, dejando fuera a las personas que no tienen participación actual en el mercado laboral. Las personas que no se encuentran trabajando formalmente y que han recibido capacitación en INFOCAP presentan un menor ingreso que las personas que no han participado en el programa, mientras que las personas que se encuentran trabajando actualmente de manera formal tienen un ingreso mayor que su contraparte, en donde se identifica el efecto del programa sobre los alumnos. El ingreso de las personas que no están trabajando puede ser distinto a cero si estos mantienen trabajos esporádicos, en los cuales también pueden generar ingresos que sin embargo son menores. Una hipótesis es que el haber participado del programa podría incentivarlos a tener periodos de búsqueda de empleo más prolongados esperando trabajar en lo que se estudió. Sin embargo, debido a la baja cantidad de datos disponibles no es posible determinar las causas de esta situación.

Tabla 12: ATT de los ingresos 2010 según periodos de cesantía

Periodos de cesantía	Estimador	Método de matching		
		Vecino más cercano	Kernel – Gaussian ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
No	Tratamiento	256.627	225.628	231.024
		43	43	43
	Control	92.778	90.236	87.332
		13	39	30
	ATT	163.849	135.392	143.693
		36.870 (0,000)***	26.936 (0,000)***	29.632 (0,000)***
Si	Tratamiento	114.675	114.675	112.083
		40	40	40
	Control	86.045	97.165	83.071
		12	53	53
	ATT	28.630	17.510	29.012
		23.307 (0,224)	21.748 (0,381)	29.327 (0,491)

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.
^aEn los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Fuente: Elaboración propia

Para las personas que no han pasado por periodos de cesantía, el tratamiento tiene un efecto estadísticamente significativo al 1%. Como el periodo en el cual los alumnos están ya fuera de la institución no es muy extenso (un año de egreso) cualquier intervalo de tiempo en el cual las personas no hayan estado trabajando puede afectar negativamente los ingresos percibidos en 2010.

Los resultados para el efecto sobre la ocupación laboral de los alumnos de INFOCAP comparados con su similar en el grupo de control, realizando el mismo procedimiento de *matching* para que los individuos de ambos grupos puedan ser comparables se presenta a continuación.

Tabla 13: ATT sobre la ocupación laboral de los tratados

Estimador	Método de matching		
	Vecino más cercano	Kernel – Gaussian ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Tratamiento	0.759	0.759	0.759
	83	83	83
Control	0.337	0.485	0.420
	30	83	83
ATT	0,422	0,274	0,339
	0,147 (0,004)***	0,117 (0,022)**	0,106 (0,000)***

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.
^a En los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 13 se observa un aumento en la ocupación de los tratados cercano a los 30 puntos porcentuales, sin embargo los resultados obtenidos por los diferentes métodos de *matching* presentan claras diferencia, asociadas posiblemente al número de controles disponible en el caso del vecino más cercano. Pese a esto en cada uno de ellos existe un aumento en la ocupación debido al tratamiento con un nivel de significancia de 1%.

Tabla 14: Efecto del tratamiento sobre la ocupación laboral por género

Género	Estimador	Método de matching		
		Vecino más cercano	Kernel – Gaussian ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Masculino	Tratamiento	0,8055	0,8055	0,8
		36	36	36
	Control	0,4722	0,5409	0,5418
		10	27	36
	ATT	0,333	0,265	0,2581
		0,233 (0,159)	0,241 (0,307)	0,244 (0,313)
Femenino	Tratamiento	0,7234	0,7234	0,7561
		47	47	47
	Control	0,4043	0,4355	0,42265
		18	56	56
	ATT	0,319	0,288	0,333
		0,162 (0,053)*	0,186 (0,061)*	0,157 (0,024)**

Fuente: Elaboración propia

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.

^a En los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Con la Tabla 14 se puede ver que existe un el efecto estadísticamente significativo al 5% o 10% sobre la ocupación de las mujeres, sin embargo en el caso de los hombres no existentes diferencias estadísticamente significativas entre la ocupación de tratados y controles.

5. SENSIBILIZACIÓN

Se presentan dos sensibilizaciones de los resultados obtenidos para el efecto sobre ingresos y empleabilidad presentados inicialmente en la Tabla 9 y Tabla 13.

El primer análisis de sensibilidad para el *propensity score matching* fue propuesto por Ichino *et al.*, 2007 para evaluar la robustez de los estimadores del efecto medio de tratamiento ante fallas del supuesto de independencia condicional (CIA), también conocido como *unconfoundedness* o selección en observables, el cual se basa en suponer que dadas las características observables, la participación en el tratamiento es independiente de la variable de resultado (en este caso ingreso y empleabilidad).

El análisis supone que la CIA no se mantiene para el conjunto de variables observables X , pero sí se mantiene dado X y una variable binaria no observable U :

$$Y_1, Y_0 \perp\!\!\!\perp T \mid (X, U) \quad (6)$$

Rousenbaum & Rubin (1983a) sugieren especificar cuatro parámetros p_{ij} para caracterizar la distribución de U y la asociación de U con T , Y_1 y Y_0 ⁸, además U se asume independiente de X .

$$\Pr(U = 1 \mid T = i, Y = j, X) = \Pr(U = 1 \mid T = i, Y = j) \equiv p_{ij} \quad (7)$$

⁸ El análisis de sensibilidad por simplicidad asume resultados binarios Y_0 , Y_1 pero se adapta a resultados continuos al simular U sobre la base de una transformación binaria del resultado (por ejemplo utilizando la mediana)

Luego, se asigna un valor de U a cada individuo, de acuerdo a su estado de tratamiento y resultado, así se incluye a U en el conjunto de variables usadas para estimar el *propensity score* y calcular el ATT, repitiendo el procedimiento muchas veces (ej. 1000) para obtener el ATT a través de la distribución de U . Si los resultados son relativamente insensibles a través de un rango plausible de U la inferencia causal es más defendible (Ichino *et al.*, 2007).

Al asumir que $d = p_{01} - p_{00} > 0$, se puede simular un factor de confusión o *confounder* que tiene un efecto positivo sobre Y_0 (condicionando por X), mientras al asumir $s = p_{11} - p_{01} > 0$, se puede simular un *confounder* con efecto positivo sobre T . La presencia de un *confounder* con efectos positivos sobre el resultado de los no tratados y del tratamiento es peligrosa y debe sensibilizarse porque podría determinar una estimación de un ATT positivo, incluso sin una relación causal entre T e Y . Al fijar d y s se controla el signo pero no la magnitud de la asociación de U con Y_0 y T . Sin embargo, es posible estimar el efecto resultado (Γ) y el efecto selección (Λ) del *confounder* simulado para evaluar la magnitud de ambos efectos a partir del promedio de los odds ratio del probit en cada iteración.

A continuación se presenta la Tabla 15 con los ATT de los ingresos simulados para distintos escenarios asumiendo que existe una variable *confounderU* calibrada para tener la misma distribución que alguna de las variables explicativas X (o la transformación binaria de una variable explicativa utilizando la mediana como umbral). Los resultados sugieren que el ATT sobre los ingresos es positivo y significativo bajo la presencia de *confounder* con distribuciones idénticas a las variables significativas incorporadas en el cálculo del *propensity score* (género, tener empleos esporádicos (pololos) del año 2008, si trabajó el 2008, jefe de hogar el 2008, tener casa propia, edad o ingreso del año 2008). La Tabla 16 muestra que bajo los mismos *confounder* simulados los ATT de la empleabilidad pueden llegar a ser estadísticamente no significativos con las variables empleos esporádicos (pololos) del año 2008, trabaja 2008 y edad, sobretodo en el caso del método del vecino más cercano. Se concluye de lo anterior, que los resultados sobre el aumento de los ingresos de la capacitación en INFOCAP son robustos a potenciales desviaciones del supuesto de independencia condicional (*unconfoundedness*), mientras sobre la empleabilidad los resultados no totalmente son robustos.

Tabla 15: Análisis de Sensibilidad en Ingresos con Confounders Calibrados

					Efecto resultado			Efecto selección			ATT		
Confounder	p11	p10	p01	p00	vmc	k-g	k-e	vmc	k-g	k-e	vecino más cercano	kernel gaussiano	kernel Epanech.
Ninguno	0	0	0	0	-	-	-	-	-	-	88.024,5***	72.156,0***	78.690,0***
Neutral	0,50	0,50	0,50	0,50	1,17	1,16	1,19	1,05	1,08	1,06	78.267,4***	72.440,2**	76.367,0***
Género	0,35	0,84	0,59	0,73	0,56	0,58	0,55	0,64	0,64	0,63	76.681,5***	71.669,5**	74.119,3***
Pololos 2008	0,85	0,78	0,32	0,63	0,28	0,27	0,27	5,90	5,83	5,78	82.877,1***	83.257,0***	85.638,8
Trabaja 2008	0,74	0,41	0,59	0,41	2,68	2,61	2,80	1,82	1,81	1,76	74.374,1**	71.163,5**	74.239,2
Jefe Hogar 2008	0,67	0,70	0,59	0,53	1,52	1,50	1,53	2,08	2,03	2,01	75.206,8**	71.883,8**	75.324,4
Casa Propia	0,37	0,22	0,32	0,37	0,94	0,95	0,96	0,87	0,88	0,87	77.092,7***	72.324,8**	76.047,7
Edad	0,74	0,59	0,35	0,37	1,09	1,12	1,09	4,45	4,52	4,65	76.855,2**	74.601,1**	76.844,1
Ingreso 2008	0,61	0,14	0,65	0,57	1,75	1,75	1,75	0,46	0,45	0,45	77.583,0***	72.717,1**	77.791,0

Fuente: elaboración propia

Tabla 16: Análisis de Sensibilidad en Empleabilidad con Confounders Calibrados

Confounder	p11	p10	p01	p00	Efecto resultado			Efecto selección			ATT		
					vmc	k-g	k-e	vmc	k-g	k-e	vecino más cercano	kernel gaussiano	kernel Epanech.
Ninguno	0	0	0	0	-	-	-	-	-	-	0,422***	0,274**	0,339***
Neutral	0,50	0,50	0,50	0,50	1,21	1,18	1,23	1,10	1,09	1,09	0,358**	0,274**	0,320**
Género	0,54	0,65	0,48	0,79	0,25	0,26	0,26	0,70	0,73	0,71	0,324*	0,252*	0,291**
Pololos 2008	0,81	0,85	0,45	0,54	0,82	0,79	0,81	5,93	6,14	6,00	0,307	0,285*	0,310**
Trabaja 2008	0,67	0,35	0,71	0,35	1,30	8,26	7,88	1,76	1,68	1,73	0,303	0,248*	0,280 *
Jefe Hogar 2008	0,67	0,75	0,68	0,48	3,37	3,19	3,47	1,83	1,79	1,80	0,306*	0,253**	0,292*
Casa Propia	0,40	0,00	0,32	0,37	0,98	1,01	1,03	1,04	1,05	1,04	0,359**	0,271**	0,320**
Edad	0,70	0,60	0,42	0,33	1,95	1,93	1,98	4,52	4,58	4,47	0,254	0,238	0,258*
Ingreso 2008	0,46	0,20	0,77	0,50	5,74	5,93	6,22	0,44	0,44	0,44	0,359**	0,318**	0,346**

Fuente: elaboración propia

Un segundo análisis de sensibilización es el propuesto por Black y Smith (2004) quienes argumentan que las estimaciones de *matching* deben basarse sobre la región más densa de la distribución del soporte (*thick support*) definida como $0,33 < P(X) < 0,67$. Porque potenciales no observables tendrían sus mayores efectos sobre el sesgo para valores del *propensity score* ubicado en las colas de la distribución, por ejemplo cuando los estimadores de *matching* se basan en la cola derecha de la distribución de los *propensity scores* en el grupo de control, el sesgo de selección puede ser considerable.

Tabla 17: ATT de los ingresos 2010 en *thick support*

Estimador	Método de matching		
	Vecino más cercano	Kernel – Gaussiano ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Tratamiento	196.765	196.765	208.750
	34	34	34
Control	90.968	89.772	93.590
	12	23	23
ATT	105.795	106.993	115.160
	48.732 (0,015)**	26.701 (0,000)***	33.683 (0,000)***

Fuente: Elaboración propia

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, en cursiva el error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.

^aEn los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Tabla 18: ATT sobre la ocupación laboral 2010 de los tratados en *thick support*

Estimador	Método de matching		
	Vecino más cercano	Kernel – Gaussiano ^a	Kernel – Epanechnikov ^a
Tratamiento	0.824	0.824	0.875
	34	34	34
Control	0.235	0.302	0.264
	13	23	23
ATT	0,588	0,521	0,611
	0,235	0,182	0,130
	(0,006)*	(0,002)***	(0,000)***

Fuente: Elaboración propia

Nota: En la tabla se muestra el efecto promedio sobre los tratados, seguido del error estándar y el valor-p para diferencia de medias entre paréntesis.

^a En los métodos Kernel el error estándar es calculado mediante un bootstrap

Los resultados de esta sensibilización muestran que al utilizar este subconjunto de datos que están en la región más densa del soporte común, donde tratados y controles son más similares, incrementa los efectos del tratamiento de INFOCAP sobre los ingresos y empleabilidad de los tratados reafirmando los resultados preliminares de este estudio.

5. COMPARACIÓN CON PROGRAMAS DE CAPACITACIÓN PÚBLICOS

Para saber que tan buenos son los resultados presentados es necesario tener una base de comparación, para ello se toma como referencia diferentes estudios publicados sobre programas de entrenamiento y sus efectos.

Aedo y Pizarro (2001) analizan los efectos del programa Chile Joven, estimando un crecimiento sobre el ingreso de las mujeres de un 34% relativo al ingreso inicial (\$42.989 mensuales⁹), mientras que para los hombres jóvenes se tiene un aumento de 32% sobre el ingreso inicial.

Para el programa Chile califica, que tenía por objetivo aumentar el desarrollo del capital humano, mediante la nivelación de estudios y capacitación en centros de formación, se determina un 10% de aumento en los ingresos del año 2004, sin embargo para las actividades de capacitación por competencias no se obtuvo una diferencia estadísticamente significativa.

Recientemente Abdala (2009) recopila los efectos sobre ingresos y empleabilidad de diversos programas de capacitación desarrollados en cinco países de Latinoamérica.

⁹ Ajustado a diciembre de 2010

Tabla 19: Impacto de Programas de Capacitación en Latinoamérica

Programa	País	Periodo	Actores sociales en la ejecución	Efecto en Ingresos	Efecto en Empleabilidad
Proyecto Joven	Argentina	1993-1997 primera etapa	Secretaría de Empleo y Capacitación Laboral, Ministerio del Trabajo y Seguridad Social	Aumento de 20% para mujeres, pero sin aumento significativo para hombres	Aumento de 53 puntos porcentuales para hombres y 41 puntos porcentuales para mujeres
Chile Joven	Chile	1997-2000 Fase II	Ministerio del Trabajo y Previsión Social, SENSE, FOSIS, y el BID	Aumento de 34% para mujeres, y 32% para hombres	Aumento de 21 puntos porcentuales para los tratados
Jóvenes en Acción	Colombia	2001-2002	Fondo de Inversión para la Paz, Departamento nacional de Planeación, y Servicio Nacional de Aprendizaje	Sin impacto significativo para los tratados	Aumento de 15,8 puntos porcentuales para tratados
Projoven	Perú	2001	Ministerio del Trabajo y Promoción Social	Aumento de 26,3% para los tratados	Aumento de 71.7 puntos porcentuales
Projoven	Uruguay	2000	Administrado por JUNAE a partir de un convenio de cooperación entre la DINAE, el MTSS, y el INJU	Aumento de 25% para mujeres y 10% para hombres	Aumento de 45 puntos porcentuales para los tratados

Fuente: Abdala (2009)

Teniendo en cuenta estos resultados de programas de capacitación públicos comparables se toma el caso de INFOCAP sede Concepción, en donde se encuentran aumentos en los ingresos en alrededor de sobre un 70% (104,6% con el vecino más cercano; 72,6% con kernel gaussiano; y 78,8% con kernel Epanechnikov), por lo que esta iniciativa privada basada en el voluntariado tiene un mejor desempeño en la generación de ingresos que los programas públicos de Chile e incluso de otros países Latinoamericanos.

Una de las razones que puede explicar el alto impacto del programa sobre los ingresos de los participantes es propuesta por Muñoz (2007), quien señala que los programas de capacitación focalizados en sectores específicos de la población logran mejores resultados, atendiendo a las necesidades particulares de ésta, logrando eficiencia en el manejo de los recursos disponibles. Junto con lo anterior se debe sumar el motivo social detrás de esta organización, en donde como un complemento entrega herramientas que van más allá de las capacidades técnicas, abarcando también las necesidades personales, las cuales pueden potenciar el efecto de la capacitación sobre el sector más vulnerable de la población. Es importante destacar que bajo este modelo de cooperación, la sociedad en su conjunto puede ser capaz de asumir la responsabilidad en temas como la falta de oportunidades o inequidad en la distribución ingresos.

Si bien es cierto que los impactos de los programas gubernamentales pueden ser significativos, dado los resultados obtenidos en este estudio, es necesario cuestionarse sobre la eficiencia de los recursos públicos destinados a capacitar a la población más pobre, ya que es posible que con esos recursos se puedan financiar iniciativas privadas de voluntariado como INFOCAP.

6. CONCLUSIONES

Este estudio evalúa el impacto de un programa de capacitación para población con vulnerabilidad social realizado por una institución privada basada en el voluntariado. El programa entrega herramientas a trabajadores con el objetivo de profesionalizar sus oficios, generar nuevas fuentes de ingreso y apoyar el emprendimiento de estudiantes. La institución que fomenta el autoempleo y además entrega asesorías para participar con proyectos en fondos concursables, para que los alumnos puedan partir con microempresas.

Se estima un efecto positivo significativo del programa de capacitación de INFOCAP sobre los ingresos de los alumnos que ya llevan un año fuera de la institución. Los hombres aumentan sus ingresos entre un 86% y 101%¹⁰ en base a un mayor número de trabajos esporádicos, o por la mayor especialización conseguida en el programa, mientras que las mujeres ven incrementado sus ingresos entre un 64% y 91%¹¹, lo que se puede explicar por dos razones, la primera es en base a el ingreso de las mujeres al mundo laboral y luego por la oportunidad de acceder a mejores rentas por el conocimiento adquirido. Los resultados de los impactos en los ingresos son robustos incluso cuando se prueban desviaciones del supuesto CIA, y además, si utilizamos sólo la región de soporte más densa del *propensity score* los impactos en ingresos son incluso mayores.

El efecto de INFOCAP también es positivo sobre la ocupación laboral sobre las mujeres que aumentan su participación de 40% a 70% aproximadamente, dato que se puede comparar con la tasa de ocupación nacional para las mujeres, que en diciembre de 2010 alcanzó un 42,7%. Sin embargo, en el caso de los hombres no se logra una diferencia estadísticamente significativa en la ocupación. La sensibilización de los resultados permite concluir que si se utiliza la región de soporte más densa del *propensity score* los impactos en empleabilidad son mayores que los reportados originalmente, pero no son totalmente robustos a desviaciones del supuesto CIA.

Finalmente, este programa de capacitación es comparado con una serie de programas públicos desarrollados en Chile y en Latinoamérica, obteniendo resultados muy superiores en la generación de ingresos de los tratados. Esto nos lleva a suponer que para obtener un uso eficiente de los recursos del Estado no se debe al comparar programas públicos de capacitación con grupos de control de no tratados, sino más bien comparar con individuos que hubiesen sido tratados con un programa privados como éste basado en el voluntariado. Por lo tanto, el impacto sobre los ingresos de los programas públicos de capacitación como los existentes tiene un amplio espacio para mejorar el ingreso de los más pobres.

¹⁰ Sobre un ingreso promedio de aproximadamente \$127.000 en moneda de diciembre de 2010.

¹¹ Sobre un ingreso promedio de aproximadamente \$62.000 en moneda de diciembre de 2010.

6. REFERENCIAS

- Abdala, E. (2009). La evaluación de los programas de capacitación laboral para jóvenes en Sudamérica. *Papeles de Población*, 11-82.
- Aedo, C., & M. Pizarro (2001). Rentabilidad económica del programa de capacitación laboral de jóvenes Chile Joven, Mimeo, Santiago de Chile.
- Black, D. & J. Smith (2004). How robust is the evidence on the effects of college quality? Evidence from matching, *Journal of Econometrics*, 121, 99-124.
- Blundell, R., & M. Costa Dias (2002). Alternative approaches to evaluation in empirical microeconomics. University College London and Institute for fiscal Studies.
- Caliendo, M. & S. Kopeinig (2008). Some Practical Guidance For The Implementation Of Propensity Score Matching, *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72.
- Dehejia, R., & S. Wahba (1999). Causal Effects in Non-Experimental Studies: Re-Evaluating the Evaluation of Training Programs, *Journal of the American Statistical Association*, 94(448), 1053-1062
- Dehejia, R. & S. Wahba (2002). Propensity Score-Matching Methods For Nonexperimental Causal Studies, *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), 151-161.
- Greenberg, D. H., Michalopoulos, C., & Robins, P. K. (2004). What Happens to the Effects of Government-Funded Training Programs over Time?, *The Journal of Human Resources*, 39(1), 277-293.
- Guernica Consultores S.A. (2010). Evaluación de Impacto Programa Nacional de Mujeres Jefas de Hogar, DIPRES, Santiago de Chile.
- Heckman, J. (1989). Choosing among nonexperimental methods for estimating the impact programs: The case of Manpower training, *NBER Working Papers* 2861.
- Heckman, J., & B. Honoré (1990). The empirical content of the Roy Model, *Econometrica*, 58 (5), 1121-1149.
- Heckman, J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Matching as an Econometric Evaluation Estimator, *Review of Economics Studies*, 64, 605-654
- Heckman, J. & Todd, P. (2009). A Note on Adapting Propensity Score Matching and Selection Models to Choice Based Samples, *NBER Working Papers* 15179.
- Holland, P. W. (1986). Statistic and Causal Inference, *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 945 - 960.
- Imbens, G. W. (2000). The role of propensity score in estimating dose-response functions, *National Biometrika*, 87, 706-710.
- Imbens, G. (2003). Sensitivity to Exogeneity Assumptions in Program Evaluation, *American Economic Review*, 93(2), 126-132.
- Imbens, G. & J. M. Wooldridge (2009). Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation, *Journal of Economic Literature*, 47(1), 5-86.
- Lalonde, R. J. (1986). Evaluating the Econometric Evaluations of Training Programs with Experimental Data. *The American Economic Review*, 76(4), 604 - 620.
- Lancaster, T., & Imbens, G. (1996). Case-control studies with a contaminated controls. *Journal of Econometrics*, 71, 145-160.

Muñoz, A. (2007). Evaluaciones de Impacto de los Programas de Capacitación Laboral: la experiencia internacional y de Chile, Consejo Asesor Presidencial Trabajo y Equidad, Santiago de Chile.

Parker, S. W. & G. M. Teruel (2005). Randomization and Social Program Evaluation: The Case of Progres. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 599(1), 199-219.

Rosenbaum P. & D. Rubin (1983a). Assessing Sensitivity to an Unobserved Binary Covariate in an Observational Study with Binary Outcome, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 45, 212-218.

Rosenbaum, P., & D. Rubin (1983b). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70, 41-55.

Rosenbaum, P. , & B.. Rubin (1985). Constructing a Control Group Using Multivariate Matched Sampling Methods That Incorporate the Propensity Score, *The American Statistician*, 39, 33-38.

7. ANEXO

Tabla A-1: Estimación de Modelos Probit para Propensity Score

Variables	Modelo N° 1		Modelo N° 2		Modelo N° 3		Modelo N° 4	
	Coeficiente	Valor-p	Coeficiente	Valor-p	Coeficiente	Valor-p	Coeficiente	Valor-p
Tratamiento								
Años de estudio	0,065	0,291						
Educación adultos	-0,035	0,889						
Pololos 2008	0,808	0,002					0,6427	0,010**
Genero	-0,733	0,029**	-1,303	0,063*	-0,645	0,023**	-0,735	0,020**
Edad	0,082	0,000***	0,108	0,092*	0,077	0,000***	0,071	0,000***
Ingreso 2008	-0,000008	0,000***	-0,00002	0,082*	-0,000005	0,001***	-0,00001	0,001***
Jefe de hogar 2008	0,695	0,012**	0,926	0,160			0,600	0,015**
Trabaja 2008	0,749	0,011**	1,701	0,188			0,660	0,026**
Casado o convive	0,079	0,756						
Casa propia	-0,609	0,023***	-0,770	0,085*	-0,488	0,042**	-0,484	0,043*
Cargas	-0,128	0,156						
Chiguayante	-0,807	0,188						
Concepción	-0,102	0,854						
Coronel	0,519	0,540						
Hualpén	0,260	0,706						
Hualqui	omitida							
San Pedro	-0,137	0,814						
Talcahuano	-0,679	0,340						
San Joaquín	omitida							
Los Andes	omitida							
Constante	- 3,318	0,007***	-2,963	0,184	-1,860	0,003***	-2,493	0,000***
Log likelihood	-75,763		-80,484		-91,295		-80,692	
Observaciones	166		166		166		166	
Pseudo R ²	0,341		0,304		0,206		0,298	

Fuente: Elaboración propia

Para que los modelos probit calculados anteriormente fueran comparables fue necesario limpiar las observaciones y dejar las que presentaban casos válidos en todas las variables, resultando en un total de 166 observaciones válidas. Además se testearon para encontrar signos de heterocedasticidad utilizando distintas especificaciones de probit heterocedástico con todas las posibles variables explicativas. La forma de proceder con los modelos se detalla a continuación.

Tabla A-2: Ajuste de modelos por heterocedasticidad

Modelo	Diagnóstico	Medidas tomadas
Modelo 1	Se encuentra heterocedasticidad	Se realiza una estimación robusta del modelo, dado que no se encuentra una forma funcional en particular
Modelo 2	Se encuentra heterocedasticidad	Se ajusta el modelo con la forma funcional encontrada que modela la heterocedasticidad
Modelo 3	No presenta heterocedasticidad	Ninguna
Modelo 4	Se encuentra heterocedasticidad, pero el proceso de iteración no converge para algunas variables	Se realiza una estimación robusta del modelo, asumiendo que no se encuentra una forma funcional en particular

Fuente: Elaboración propia

Para que el modelo probit seleccionado sea consistente, una condición es que los residuos cumplan con una distribución normal. El test de Pagan y Vella (1989) arroja un valor-p de 0.0924 por lo que no se puede rechazar normalidad de los residuos al 95% de confianza.

Finalmente, para probar la especificación del modelo se utiliza el test Reset de Ramsey, en donde se toman los valores predichos por el modelo propuesto y se incluyen como variables explicativas dentro del modelo estos valores al cuadrado y al cubo. Ninguna de las variables artificiales que se introdujeron al modelo resultaron ser significativas, por lo que el modelo se encuentra bien especificado.

Tabla A-3: Test de Reset Ramsey

Variable	Coeficiente	Valor-p
Género	-0.640	0.076*
Edad	0.059	0.007***
Ingreso 2008	-0.00001	0.028**
Pololo 2008	0.556	0.041**
Trabaja 2008	0.564	0.078*
Jefe de hogar 2008	0.525	0.055*
Casa propia	-0.436	0.095*
yhat^2	-0.266	0.215
yhat^3	0.141	0.313
constante	-1.914	0.03**

Fuente: Elaboración propia

Nota: Niveles de significancia 0.1, 0.05 y 0.001 como *, ** y *** respectivamente.